



پردیس علوم  
دانشکده ریاضی، آمار و علوم کامپیوتر

# تشخیص احساسات از روی دست نوشته بر خط

نگارنده

مهسا نیازی

استاد راهنما: دکتر باقر باباعلی

پایان نامه برای دریافت درجه کارشناسی  
در رشته علوم کامپیوتر

تاریخ: بهمن ۱۴۰۰

## چکیده

ردیابی خودکار احساسات یک عنصر حیاتی در مطالعه محاسباتی رفتارهای ارتباطی انسان است. طراحی سیستم‌های تشخیص احساسات قوی و قابل اعتماد که برای کاربردهای دنیای واقعی مناسب هستند، موضوع مهمی است زیرا که هم باعث تقویت توانایی‌های تحلیلی برای حمایت از تصمیم‌گیری انسان میشوند و هم به طراحی رابط‌های انسان و ماشین که ارتباطات کارآمد را تسهیل می‌کنند، کمک می‌کنند. امروزه پیشرفت‌های سریع در علوم رایانه و علوم اطلاعات و تکنیک‌های یادگیری ماشین زمینه را برای تشخیص، مدل‌سازی و تفسیر احساسات انسانی به وسیله روش‌های گوناگون فراهم آورده است. مانند تشخیص مبتنی بر صدا، چهره، متن و حرکت چشم و دست‌خط. در این پروژه از روش انتخاب ویژگی و مدل‌های مختلف آموزش ماشین برای آموزش از روی دادگان EMOTHAW برای تشخیص افسردگی، اضطراب و استرس از روی دست خط استفاده شده است.

## قدردانی

سپاس خدای بزرگ را که مرا یاری رساند تا بتوانم این مقطع تحصیلی را به پایان رسانده و گامی در راستای اعتلای علم بر دارم. از استاد راهنمای گرانقدرم جناب آقای باباعلی که وجودشان همیشه قوتی برای انجام کارهایم بوده است و بدون شک انجام این پایان نامه بدون کمک و راهنمایی‌های ارزنده آن امکان پذیر نبوده است، کمال تشکر را دارم. و در پایان از تمامی عزیزانی که در طول انجام این پروژه مرا یاری کرده‌اند کمال تشکر و قدردانی را ابراز می‌نمایم.

## پیشگفتار

یکی از مباحث مطرح در حوزه ارتباط انسان با ماشین تشخیص درست احساس کاربر انسانی است. امروز پیشرفتهای سریع در حوزه علوم رایانه، پردازش سیگنال و یادگیری ماشین زمینه را برای تشخیص، مدلسازی و تفسیر احساسات انسانی به وسیله روشهای گوناگون مانند تشخیص مبتنی بر صدا، چهره، متن و حرکت چشم فراهم آورده است. در پژوهشهایی که تا کنون انجام شده است عمدتاً تشخیص احساس از روی تصاویر چهره، گفتار و سیگنالهای بیولوژیکی و یا ترکیبی از آنها مد نظر بوده است که به کارایی مطلوبی هم رسیده اند. یکی از مواردی که اخیراً مورد توجه قرار گرفته است تشخیص احساس از روی دست نوشته برخط افراد است که تحقیقات اولیه در این زمینه امیدوارکننده بوده است. در این پروژه هدف در این پروژه هدف پرداختن به تشخیص احساسات از روی دست نوشته برخط است و از دادگان موجود و دسترس برای این کاربرد دادگان EMOTHAW است.

# فهرست مطالب

۱	مقدمه	۱
۱	۱.۱ ضرورت وانگیزه پژوهش	۱
۲	۲.۱ تعاریف اولیه	۲
۳	۳.۱ روش های تشخیص احساسات	۳
۴	۱.۳.۱ تشخیص احساسات مبتنی بر صدا	۴
۴	۲.۳.۱ تکنولوژی Blue Eyes	۴
۵	۳.۳.۱ تشخیص احساسات مبتنی بر متن	۵
۵	۴.۳.۱ تشخیص احساسات مبتنی بر حالات صورت	۵
۶	۵.۳.۱ تشخیص احساسات مبتنی بر حرکات بدن	۶
۷	۶.۳.۱ تشخیص احساسات مبتنی بر دستخط	۷
۷	۴.۱ اهداف پژوهش	۷
۹	تشریح دادگان	۲
۹	۱.۲ مقدمه ای بر دادگان	۹
۱۰	۲.۲ جمع آوری دادگان	۱۰
۱۱	۱.۲.۲ پلتفرم کامپیوتری	۱۱
۱۳	۲.۲.۲ شرکت کنندگان و امتیازدهی احساسات	۱۳
۱۴	۳.۲ دادگان کارهای مرتبط	۱۴
۱۵	۱.۳.۲ دادگان BiosecurID	۱۵
۱۶	۲.۳.۲ دادگان BIOMET	۱۶
۱۶	۳.۳.۲ دادگان MyIDEA	۱۶
۱۷	استخراج ویژگی	۳
۱۷	۱.۳ شناخت حالت عاطفی	۱۷
۱۷	۲.۳ تعریف و مزایا استخراج ویژگی	۱۷
۱۹	۳.۳ ویژگی های پیشنهادی	۱۹
۲۰	۴.۳ الگوریتم RandomForest	۲۰

۲۰	.....	تحلیل	۵.۳
۲۲	.....	نتیجه گیری و پیشنهادات	۶.۳

# فصل ۱

## مقدمه

در این فصل، مروری کلی بر مباحث انجام می شود. ابتدا انگیزه و اهمیت پژوهش بیان می گردد. سپس تعاریف کلی و مسئله مورد بحث تعریف می شود.

### ۱.۱ ضرورت و انگیزه پژوهش

درک چگونگی تاثیر احساسات افراد بر نقشی که در تعاملات اجتماعی ایفا می کنند، مسئله ی مهمی است. برای مثال درک، پیش بینی و پاسخ دادن به موقع احساسات، می تواند در بعضی مواقع از حوادث، خطرات و بیماری ها پیش گیری کند. با توجه به پیشرفت تکنولوژی، ابزار هایی برای تشخیص و تعیین احساسات افراد به وجود آمده است. ولی به کار بردن ابزار های قدرت مند تر و دقیق تر نیازی است که بشر با آن مواجه است. با پیشرفت در زمینه تشخیص احساس، کاربرد های فراوانی برای این موضوع پیدا شده است. برای مثال در بیماری های روانی که از روی رفتار و بروز احساسات فرد قابل تشخیص هستند یا در بیماری ادراک پریشی چهره ای که فرد بیمار قابلیت تشخیص و ایجاد تمایز بین چهره ها را ندارد، سیستم تشخیص احساس در تشخیص زودرس و بهبود بیماری می تواند نقش بسیار موثری داشته باشد. همچنین بیماری های پارکینسون و آلزایمر نمونه های دیگری از بیماری ها هستند که تشخیص آن ها ارتباط مستقیمی با این موضوع دارد. مثالی دیگر در این حوزه می توان به این موضوع اشاره کرد که امروزه تجزیه و تحلیل احساسات به طور گسترده ای توسط شرکت های مختلف برای سنجش احساس رضایت و خوشنودی مصرف کننده نسبت به محصول یا نام تجاری شرکت کاربرد دارد. پس سیستم های تشخیص احساسات افراد به طور مشخص می توانند یک گزینه مناسب برای اندازه گیری خودکار احساسات مصرف کنندگان نسبت به محتوا و علامت های تجاری باشد. در مجموع تشخیص احساسات می تواند در زمینه های مختلفی کمک رسان خوبی باشد مانند:

- ساخت اتومبیل های امن تر و شخصی تر و داشتن رانندگی ایمن تر

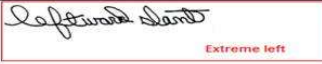
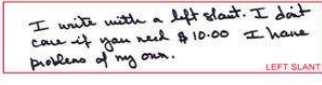
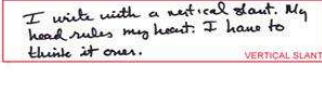
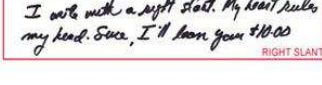
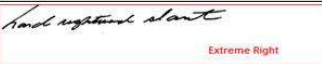
- تشخیص احساسات چهره در مصاحبه ها
- تست برای بازی های ویدئویی
- شناسایی جنایی
- رسانه های اجتماعی
- و غیره

مراقبت های بهداشتی عمدتاً متکی بر تشخیص زودهنگام بیماری است. آزمایش های بالینی برای تشخیص بیماری ها و پیروی از تکامل آنها توسعه یافته اند از جمله آزمایشات آنهایی که بر اساس فعالیت های انسانی (گفتار، دست خط، حرکات بدن) هستند، از مزیت غیرتهاجمی بودن برخوردارند و ابزار ارزشمندی برای تکمیل تجزیه و تحلیل های آزمایشگاهی و معاینه بالینی هستند. به طور خاص، تست های ساده قلم و کاغذ می توانند اختلالات شناختی را از طریق دست خط تشخیص دهند: فقدان خوانایی، ناهموازی و تداوم حروف از اثرات شناخته شده بیماری های پارکینسون (PD) و آلزایمر (AD) است. اهمیت تشخیص علائم اولیه بیماری ها می تواند باشد گسترش یافته به تشخیص احساسات منفی از زمان احساسات مانند افسردگی، اضطراب و استرس بر سلامت تاثیر می گذارد.

## ۲.۱ تعاریف اولیه

همانطور که توسط Eysenck و همکاران تعریف شده است، افسردگی یک اختلال خلقی پیچیده و ناهمگون است که با بی علاقگی رفتاری و احساسات غمگین بروز می کند و ممکن است باعث آسیب های جدی اجتماعی، شغلی و شناختی شود [۱، ۲]. اضطراب یک حالت احساسی و انگیزشی منفور است که در شرایط تهدید کننده رخ می دهد. اضطراب بر شناخت تاثیر می گذارد و اثربخشی و کارایی فرد را در انجام وظایف شناختی کاهش می دهد. جامع ترین تعریف استرس یک تجربه عاطفی [منفی] همراه با تغییرات بیوشیمیایی، فیزیولوژیکی و رفتاری قابل پیش بینی است که در [۳] ذکر شده است. علل استرس بسیار متنوع است. متواند از مشکلات برای رسیدگی به تجربیات روزمره و تغییرات تا رویدادهای آسیب زا مانند زنده ماندن در یک بلای طبیعی باشد. افسردگی، اضطراب و استرس پاسخ های طبیعی به تغییرات و چالش های زندگی روزمره هستند. با این حال، زمانی که برای مدت طولانی ادامه دارد در دوره زمانی، آنها می توانند بیماری های جدی مانند اختلالات افسردگی، (MDD) اختلال اضطراب فراگیر و استرس مزمن ایجاد کنند [۱، ۴، ۵].



Sr. No.	Features	Emotional Indications	Sample
1.	Extreme Left	Tends to conceal emotions, Egotistic, Reserved and defensive, Self-interested, Emotionally distant, Frustrated and feel abandonment, Do not express them until and unless they become extreme and come out in the form of rage, passion or stress.	 Extreme left
2.	Left	Self-centred personality, Bad at expressing emotions, Withdrawn to themselves, Hold back their feelings, React too little or too late.	 LEFT SLANT
3.	Vertical	Keeps emotions in check, Reserved personality, Independent emotional nature, Judgmental, Ruled by head not by heart, Oriented to work alone, Remain calm in emergencies.	 VERTICAL SLANT
4.	Right	Emotional highs & lows, Extrovert, Expressive, Emotional, Ruled by heart, not by head, Future orientated, Opinionated.	 RIGHT SLANT
5.	Extreme Right	Responds strongly to emotions, Mood swings, Impulsive, intense and have low frustration tolerance, Lack of self control, Never miss a chance to express their feelings, Take decisions based on what they feel rather than what they think.	 Extreme Right

شکل ۱.۱: نمونه ای از تشخیص احساسات از طریق دستخط [۴۹].

### ۳.۱ روش های تشخیص احساسات

احساسات وضعیت ذهنی یک فرد را از طریق روش های مختلف مانند حالات چهره، صدای گفتار، حالات چشم ها، زبان بدن، متن نوشته شده و دست خط نشان می دهد. آن ها تأثیر زیادی بر روی

هر شخصی می گذارند و بر نگرش و رفتار او و در کل زندگی او تأثیر زیادی می گذارند. تکنیک های تشخیص احساسات دامنه وسیعی دارند. برخی از آنها در زیر شرح داده شده است:

### ۱.۳.۱ تشخیص احساسات مبتنی بر صدا

تشخیص خودکار حالت عاطفی از گفتار انسان یک موضوع تحقیقاتی مهم با دامنه وسیع است و کاربر های مختلف در زندگی واقعی دارد به عنوان مثال اندازه گیری وضعیت روانی در توسعه سیستم سلامت روان، تجزیه و تحلیل واکنش مشتری در مرکز تماس اجتماعی و غیره. امروزه تشخیص احساسات دامنه وسیعی از تحقیقات را باز می کند. احساسات را می توان بر اساس جهت گیری صورت، تشخیص ژست، تشخیص صدا و غیره شناسایی کرد. با این حال، در حالت های متفاوتی که فقط سیگنال های صوتی در دسترس هستند، تشخیص احساسات از طریق سیگنال صوتی به تنهایی راه است. پردازش سیگنال صوتی شامل مراحل مختلفی است مانند: پیش پردازش سیگنال، حذف داده پرت، پنجره سازی، استخراج ویژگی و مدل سازی. همراه با تکنیک های مختلف پیش پردازش سیگنال، استخراج ویژگی گفتار مانند انرژی سیگنال مطرح میشود. اطلاعات از عناصر طیفی در صدا مانند سرعت گفتار، زیر و بمی، انرژی گفتار، شدت، نظم ریتم، سرعت و توزیع استرس برای جمع آوری سرنخ هایی درباره احساسات استفاده می شود [۶]. سیگنال های صوتی ضبط می شوند و ویژگی هایی که نشان دهنده احساسات هستند استخراج می شوند. ویژگی های استخراج شده با مجموعه های آموزشی در پایگاه داده با استفاده از طبقه بندی کننده هایی مانند k نزدیکترین همسایه، جدا کننده خطی و شبکه عصبی پس انتشار خطا و غیره خروجی ارائه شده مقایسه میشوند. خروجی ارائه شده توسط طبقه بندی کننده، احساسات شناسایی شده را نشان می دهد.

### ۲.۳.۱ تکنولوژی Blue Eyes

به گزارش میزنا رحمان میزنا [۷]، اصطلاح Blue Eyes از کلمات "Blue" پدید آمده است به معنای "Bluetooth" است که به صورت بی سیم قابل اعتماد است و می توان ارتباط برقرار کرد و کلمه "Eyes" را که به معنای Eye Moment است. هدف فناوری Blue Eyes ایجاد ماشین های محاسباتی است که توانایی ادراکی و حسی مانند انسان ها دارند. سیستم Blue Eyes دارای سخت افزار با نرم افزار است که روی آن بارگذاری شده است. قلب واحد جمع آوری داده ها میکروکنترلر ATMEEL 89C52 است. فناوری بلوتوث برای ارتباط و هماهنگی بین دو واحد استفاده می شود. سیستم Blue Eyes را می توان در هر محیط کاری اعمال کرد که نیاز به توجه دائمی اپراتور دارد. سیستم Blue Eyes ابزار فنی برای نظارت و ثبت وضعیت فیزیولوژیکی اپراتور انسان را فراهم می کند. Blue Eyes پروژه ای است که هدف آن این است که وسیله ای برای کاهش استرس باشد که توسط فناوری پیشرفته مطالعه حالات چهره برای قضاوت در مورد شدت استرس، هدایت می شود. در این تکنیک تصویری از فردی که قرار

است احساسات او شناسایی شود گرفته می شود و بخشی از تصویر که چشمان او را نشان می دهد استخراج می شود. این تصویر استخراج شده از چشم ها از فرم RGB به یک تصویر باینری تبدیل می شود و با تصاویر ایده آل چشم که احساسات مختلف ذخیره شده در دادگان را نشان می دهد، مقایسه می شود. هنگامی که تطابق بین تصویر استخراج شده و یکی از آنهایی که در دادگان یافت می شود، نوع احساسات یعنی شادی، عصبانیت، غمگینی یا تعجب تشخیص داده می شود [۸].

### ۳.۳.۱ تشخیص احساسات مبتنی بر متن

تشخیص وضعیت عاطفی یک فرد با تجزیه و تحلیل یک متن نوشته شده توسط یک فرد چالش برانگیز اما در عین حال ضروری است. زیرا اغلب اوقات عبارات متنی نه تنها از کلمات احساسی به صورت مستقیم استفاده میکنند، بلکه ناشی از ناشی از تفسیر معنای مفاهیم در متن توضیح داده شده هستند. شناخت احساسات متن نقش کلیدی در تعامل انسان و رایانه دارد [۱۲]. احساسات ممکن است با گفتار، بیان چهره و متن نوشتاری که به ترتیب به عنوان گفتار، چهره و احساسات مبتنی بر متن شناخته می شوند، بیان شوند. در زمینه تشخیص عواطف گفتار و چهره کار به اندازه کافی انجام شده است، اما سیستم تشخیص احساسات مبتنی بر متن همچنان نیازمند جذب محققان است [۱۳]. در زبان شناسی محاسباتی، تشخیص احساسات انسانی در متن از نقطه نظر کاربردی اهمیت فزاینده ای پیدا کرده است. احساس به صورت شادی، غم، خشم، تعجب، نفرت، ترس و غیره بیان می شود. از آنجایی که هیچ سلسله مراتب استاندارد از کلمات احساسی وجود ندارد، تمرکز بر تحقیقات مرتبط در مورد احساس در حوزه روانشناسی شناختی است. در سال ۲۰۰۱، Parrot Gerrod W. [۱۴] کتابی به نام "Emotions In Social Psychology" که در آن سیستم عاطفی را توضیح داد و به طور رسمی عواطف انسانی را از طریق سلسله مراتب هیجانی در شش کلاس در سطح ابتدایی طبقه بندی کرد که عبارتند از عشق، شادی، خشم، غم، ترس و تعجب. بقیه از کلمات دیگر نیز در سطوح متوسطه و سوم قرار می گیرند. کلماتی که می نویسیم افکار و طرز فکر ما را کاملاً کارآمد توصیف می کنند و به همین دلیل است که می توان احساسات را از طریق متن تشخیص داد. [۹] در این تکنیک، رویکرد کامپیوتری پردازش زبان طبیعی (NLP) در تجزیه و تحلیل متن نوشته شده برای تشخیص احساسات نویسنده استفاده می شود. سند متن با عادی سازی متن پیش پردازش شده و کلمات کلیدی نشان دهنده ویژگی های احساسی استخراج می شوند. سپس احساسات متناظر از طریق رویکردهای مختلف مانند تکنیک نقطه یابی کلمات کلیدی، روش قرابت واژگانی، روش های مبتنی بر یادگیری، روش ترکیبی و یا با استفاده از یک emotion ontology که طیفی از کلاس های احساسات و کلمات کلیدی مرتبط را ذخیره می کند، شناسایی می شوند. [۹-۱۱]

### ۴.۳.۱ تشخیص احساسات مبتنی بر حالات صورت

احساسات صورت فاکتورهای مهمی در ارتباطات انسانی هستند که به ما در درک مقاصد دیگران کمک می کنند. به طور کلی، افراد با استفاده از حالات چهره، حالات عاطفی افراد دیگر مانند

شادی، غم و عصبانیت را استنباط می کنند. بر اساس بررسی های مختلف [۱۵، ۱۶]، مولفه های کلامی یک سوم ارتباطات انسانی را منتقل می کنند و دو سوم دیگر را مولفه های غیرکلامی منتقل می کنند. در میان چندین مؤلفه غیرکلامی، حالات چهره یکی از کانال های اصلی اطلاعات در ارتباطات بین فردی است. بنابراین، طبیعی است که در دهه های گذشته، تحقیق در مورد احساسات چهره با کاربردهای نه تنها در علوم ادراکی و شناختی، بلکه در محاسبات عاطفی و انیمیشن های رایانه ای مورد توجه بسیاری قرار گرفته است [۱۶]. توجه به تشخیص خودکار احساسات چهره نیز اخیراً با توسعه سریع تکنیک های هوشمند مصنوعی، از جمله در تعامل انسان و رایانه (HCI) [۲۰، ۲۱]، واقعیت مجازی (VR) [۲۲]، واقعیت افزوده (AR) [۱۸]، سیستم های دستیار راننده پیشرفته (ADASs) [۲۴] و سرگرمی [۱۹، ۲۳] افزایش یافته است. طبق مقاله P.M. [۲۵]، احساسات از حالات چهره یک فرد از طریق تصاویر یا ویدیو گرفته شده، تشخیص داده می شود. این تصاویر برای تقسیم بندی پوست پردازش می شوند که امکان تشخیص چهره را فراهم می کند. تصویری contrast داده شده، روشن ترین و تیره ترین رنگ را از هم جدا می کند و پیکسل ها را بین پوست و غیرپوست متمایز می کند. سپس تصویر به شکل باینری تبدیل می شود و این تصویر پردازش شده با تصاویر تشکیل دهنده مجموعه های آموزشی در طبقه بندی کننده ها با کمک ماشین بردار پشتیبان (SVM) شبکه عصبی پس انتشار و غیره مقایسه می شود.

### ۵.۳.۱ تشخیص احساسات مبتنی بر حرکات بدن

عبارات بدنی برای ارتباط غیرکلامی مهم شناخته شده اند. تغییرات در حالت عاطفی افراد با تغییرات در وضعیت بدن آنها نیز منعکس می شود. در زمینه محاسبات عاطفی، مطالعات مختلفی برای ایجاد سیستم هایی انجام شده است که می توانند حالات عاطفی کاربران خود را با تجزیه و تحلیل حالات بدن آنها تشخیص دهند [۲۶]. به عنوان مثال، ترس بدن را به عنوان تلاشی برای کوچک نشان دادن تا حد امکان منقبض می کند، غافلگیری باعث جهت گیری به سمت جسمی می شود که توجه را جلب می کند و شادی ممکن است منجر به حرکات باز و شتاب ساعد به سمت بالا شود. تشخیص احساسات از حرکات بدن می تواند در زمینه های مختلف کاربردی استفاده شود. در سیستم های آموزشی هوشمند، می توان از آن برای تطبیق سبک ارائه زمانی که یادگیرنده خسته، علاقه مندو یا ناامید است، استفاده کرد و حتی انگیزه دانش آموز را میتوان با آن تشخیص داد. این را می توان با نظارت بر ژست های بالای بدن کاربر و تخمین میزان علاقه و درگیری که از نظریه ذهن که بر اصول و تکنیک هایی که انسان ها برای درک، پیش بینی و دستکاری رفتار انسان های دیگر به کار می برند تاکید دارد، به دست آورد. در بازی ها، حالت عاطفی بازیکنان عامل مهمی در انگیزه و درگیری آنهاست. اغلب بازیکنان به دلیل احساسات منفی مانند ناامیدی یا عصبانیت علاقه خود را از دست می دهند و بازی را متوقف می کنند. از سوی دیگر، بازیکنانی که احساسات مثبت را تجربه می کنند بازی کردن احتمال بیشتری برای ادامه بازی دارند. پس سیستمی که احساسات بازیکن را در طول بازی از روی حرکات بدن تشخیص می دهد، می تواند ابزار مفیدی برای طراحان بازی باشد و به آنها اجازه می دهد تا در پاسخ به وضعیت کاربر، از رفتارهای هوش مصنوعی بهتری برای شخصیت ها و بازی استفاده کنند. در رباتیک اجتماعی، هدف اصلی ایجاد یک تعامل طبیعی بین

انسان و روبات است. ربات ها را می توان با دوربین و حسگرهای ردیابی حرکت که می توانند احساسات را از حرکات بدن تشخیص دهند. ربات های اجتماعی با روبات های تعاملی که برای تعامل اجتماعی با انسان ها و ربات های غیرتعاملی برای جراحی، توانبخشی و دارورسانی طراحی شده اند، در مراقبت های بهداشتی بسیار مهم هستند. در کاربردهای پزشکی، تشخیص احساسات از حرکات مختلف بدن نیز برای تشخیص سطوح افسردگی در بیماران مبتلا به زوال عقل، یا اسکیزوفرنی و افراد مبتلا به اوتیسم استفاده می شود [۲۷].

### ۶.۳.۱ تشخیص احساسات مبتنی بر دستخط

دست خط برای هر شخصی منحصر به فرد است و عکسی فوری از نحوه فکر، احساس و رفتار ما در آن لحظه است. این شکلی از لحظه بیانی است که بر روی کاغذ منجمد شده است که از طریق آن عملکردهای فیزیولوژیکی و روانی آشکار می شود. دستخط یک شخص با تغییر چارچوب ذهنی و احساسات او دستخوش تغییرات خاصی می شود [۱۷]. خلق و خوی فرد، خواه خوشحال باشد یا خشنود، خوشحال یا هیجان زده، غمگین یا ناامید، از طریق دست خط او بیان شده است.

### ۴.۱ اهداف پژوهش

دست خط آینه ای است که تمام شخصیت نویسنده را منعکس می کند. دست خط در واقع «نوشتن مغزی» است زیرا ما می توانیم ذهن خود را در مورد آنچه بنویسیم کنترل کنیم، اما چگونه نوشتن را نه. [۲۸]. علاوه بر این، دست خط مختص یک شخص خاص است. بنابراین، ثابت می کند که یک معیار اساسی در استنباط شخصیتی و عاطفی است [۲۹]. تجزیه و تحلیل دست خط به ما کمک می کند تا شخصیت نویسنده را به گونه ای درک کنیم که رفتار، انگیزه ها، خواسته ها، ترس ها، هزینه های عاطفی و بسیاری از جنبه های دیگر او را آشکار کند [۳۰]. همچنین مسائل مربوط به سلامت، اخلاق، تجربیات گذشته، مشکلات روان و استعداد های نهفته نویسنده را آشکار می کند [۳۱].

احساسات آشکارا از طریق دست خط نمایان می شوند زیرا دست خط نمایانگر کتبی از آنچه در درون شما می گذرد است. این باعث می شود دست خطی واقعی باشد و نمی توانیم آن را جعل کنیم. فردی که احساس تنش یا مضطرب یا افسرده می کند، ضربات لرزان را با حروف خاصی به تصویر می کشد، بر خلاف فردی که احساس شادی و هیجان دارد، ضربات واضح، تزیین شده و صاف خواهد داشت. به این ترتیب تحلیل دست خط قرار است حساسیت یک فشارسنج عاطفی را داشته باشد و به وضوح در مورد هیجان، ترس، اضطراب، تحریک پذیری، افسردگی، خشم و سایر احساسات نویسنده ایده می دهد. در این مطالعه، ما پیشنهاد می کنیم احساسات منفی مانند افسردگی، اضطراب و استرس را از طریق دست خط، یک فعالیت روزانه انسان تشخیص دهیم. زیرا که درمان هرچه سریع تر انجام شود، درمان موثر تر خواهد بود. رویکرد ما شامل جمع آوری دست خط

یک فرد از طریق یک پلتفرم کامپیوتری و پیش بینی وضعیت عاطفی او از طریق رویکرد یادگیری ماشینی است.

## فصل ۲

# تشریح دادگان

### ۱.۲ مقدمه ای بر دادگان

ما فرض می‌کنیم که نوشتن و نقاشی با رفتار افراد مرتبط است و تحت تأثیر وضعیت عاطفی آن فرد است. ما بر حالات عاطفی منفی مانند افسردگی، اضطراب و استرس تمرکز می‌کنیم که به عنوان حالت‌های متمایز دیده می‌شوند. با این حال، علائم بالینی آنها تا حد زیادی همپوشانی دارند [۴۴]. مقیاس‌های DASS پیشنهاد شده توسط Lovibond و Lovibond برای ارائه حداکثر تمایز بین این حالات عاطفی منفی طراحی شده است [۴۴].

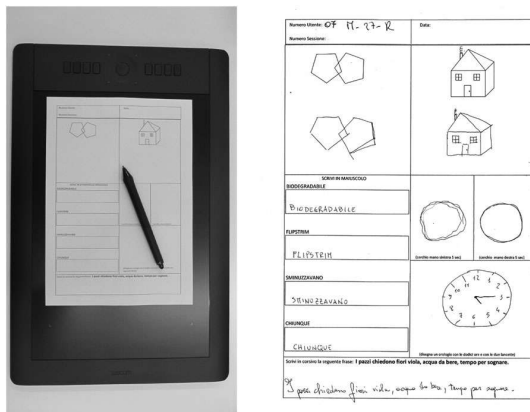
ایتم‌های موجود در هر مقیاس به منظور تولید سه محور متعامد از یک تحلیل عاملی انتخاب شده اند: DASS-Depression بر موارد مرتبط با انگیزه و عزت نفس پایین، DASS-anxiety به ترس و ادراک و DASS-stress به تنش و تحریک پذیری تمرکز می‌کند.

به دنبال این طبقه‌بندی، فرض می‌کنیم که هر احساس را می‌توان به طور جداگانه از طریق اندازه‌گیری در نمونه‌های دست‌خط و نقاشی تشخیص داد، و اینکه هر حالت احساسی احتمالاً به کارکرد و اندازه‌گیری‌های خاص نوشتاری/نقاشی مرتبط است.

با توجه به این که دانش اندکی در مورد این که کدام حالت بر کدام اندازه‌گیری تأثیر می‌گذارد، ما یک رویکرد یادگیری ماشین به نام forests random را پیشنهاد می‌کنیم. در روش random forests به طور خودکار اندازه‌گیری‌ها را رتبه‌بندی می‌کند. همچنین رویکرد random forests نیز برآوردی از وضعیت عاطفی شرکت‌کنندگان از این اندازه‌گیری‌ها ارائه می‌دهد.

نقطه شروع این مطالعه جمع‌آوری پایگاه داده از ۱۲۹ شرکت‌کننده است که از آن به عنوان دادگان EMOTHAW یاد می‌کنیم [۳۲]. داده‌های آنلاین از طریق یک پلتفرم کامپیوتری جمع‌آوری می‌شود. این پایگاه داده به خودی خود یک ابزار مفید به دلیل عدم وجود داده‌های برجسب دار در دسترس عموم برای این دامنه است. کارکرد نوشتن/نقاشی که از آنها اندازه‌گیری‌ها استخراج می‌شود، کارهایی هستند که به خوبی ارزیابی شده‌اند که در تشخیص پزشکی یا امتیاز دادن به

مهارت دست‌نویسی/نقاشی (نقاشی خانه، کپی متن، ...) وضعیت عاطفی شرکت‌کنندگان با مقیاس DASS ارزیابی می‌شود. سپس اندازه‌گیری‌های مربوط به حرکت و مجرای نوشتار و احتمال تغییر در حالت‌های احساسی ذکر شده، از دادگان استخراج می‌شوند. این معیارها (که در اصطلاحات یادگیری ماشین از آنها به عنوان ویژگی یاد می‌شود) به classifiers داده می‌شود تا به طور خودکار حالت‌های احساسی فوق را تشخیص دهند.



شکل ۱.۲: چاپ: تبلت با برگه A4 آماده پر کردن. راست: برگه ای با کل مجموعه وظایف که توسط یک شرکت‌کننده پر شده است [۳۲].

## ۲.۲ جمع‌آوری دادگان

ما در اینجا فرآیند جمع‌آوری داده‌های پایگاه داده EMOTHAW را شرح می‌دهیم: اندازه‌گیری‌های خام ارائه‌شده توسط تبلت دیجیتال و وظایف توسط شرکت‌کنندگان تکمیل شده است.



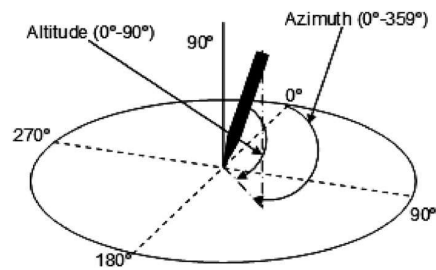
## ۱.۲.۲ پلتفرم کامپیوتری

داده ها با یک تبلت دیجیتالی سری ۴ WACOM INTUOS و یک دستگاه نوشتن ویژه به نام Inkpen Intuos ثبت شده است. این دستگاه دقت فضایی و فشاری بالایی را ارائه می دهد و می توان آن را یک تبلت پیشرفته دانست. از شرکت کنندگان خواسته شد که روی یک برگه کاغذی که روی تبلت گذاشته شده بود بنویسند. (شکل زیر) هیچ محدودیت زمانی برای شرکت کنندگان در نظر گرفته نشد. در حالی که سیگنال دیجیتال روی صفحه نمایش داده می شود، روی کاغذ نیز قابل مشاهده است (به دلیل جوهر)، و شرکت کننده معمولاً به کاغذ نگاه می کند. یک ناظر انسانی در کنار شرکت کننده نشسته است و یک نرم افزار طراحی شده خاص را روی رایانه ای که به تبلت متصل است کنترل کند.

هنگامی که ناظر دکمه "پایان" را بعد از یک کار مشخص فشار می دهد، یک فایل svc جدید برای کار بعدی ایجاد می شود، اما نرم افزار هیچ نقطه ای را قبل از تماس قلم با کاغذ ثبت نمی کند (اولین ضربه روی کاغذ)، و بعد از آخرین ضربه روی کاغذ. بنابراین فایل های svc با ضربه های روی کاغذ شروع و پایان می یابند و هیچ سوگیری مربوط به انتقال بین یک کار به کار دیگر وجود ندارد. از همین رویه در پایگاه های داده MCYT و BIOSECURID استفاده شد [۴۵]. نمونه داده ها در زمان واقعی به دست می آیند. فایل های به دست آمده فایل های svc هستند، svc پسوند فایل ارائه شده توسط Wacom است. فایل های Svc فایل های ASCII هستند که با Notepad Word و سایر برنامه های ویرایشگر استاندارد باز می شوند. اطلاعات زیر به دست آمده است:

۱. موقعیت در محور x
۲. موقعیت در محور y.
۳. زمان
۴. وضعیت قلم (بالا = ۰ یا پایین = ۱)
۵. زاویه آزیموت (azimuth) قلم نسبت به تبلت
۶. زاویه ارتفاع (altitude) قلم نسبت به تبلت
۷. فشار اعمال شده توسط قلم.

با استفاده از این مجموعه داده های دینامیکی، می توان اطلاعات بیشتری مانند ویژگی های سرعت (شتاب، سرعت)، زاویه مسیر لحظه ای، جابجایی لحظه ای و ویژگی های زمانی را استنباط کرد.



شکل ۲.۲: زوایای آزیموت و میل قلم نسبت به صفحه تبت [۳۲].

x position	y position	altitude	azimuth	pen status: on paper	pen status: in air	time stamp	pressure
1796							
49076	34584	17606448	1870	560	45		
49025	34608	17606456	1870	560	81		
49009	34613	17606463	1870	560	157		
48995	34614	17606478	1870	560	193		
48993	34614	17606486	1870	560	213		
48993	34614	17606493	1860	560	246		
48993	34614	17606501	1860	550	284		
50786	33795	17606756	1900	550	305		
50727	33808	17606764	1900	540	130		
50727	33808	17606771	0	1900	540	0	
50640	33840	17606779	0	1900	540	0	
50621	33860	17606786	0	1900	540	0	
50619	33878	17606794	0	1900	540	0	
51032	33781	17607320	0	1940	510	0	
51032	33781	17607328	1	1940	510	84	
51056	33773	17607336	1	1940	510	118	

شکل ۳.۲: استخراج فایل svc مربوط به وظیفه ترسیم پنج ضلعی. این فایل شامل ۱۷۹۶ نقطه است که هر کدام دارای هفت اندازه گیری (موقعیت X، موقعیت Y، زمان، وضعیت قلم، زاویه آزیموت، زاویه ارتفاع و فشار) است [۳۲].

این سیستم دارای ویژگی خوبی برای ثبت حرکات در هوا است، که با استفاده از جوهر روی کاغذ از بین می روند. اطلاعات داخل هوا ثابت کرده است که به اندازه اطلاعات روی سطح مهم است [۴۶]. با این حال، هنگامی که فاصله بسیار دور از تبلت باشد (در فاصله بیش از ۱ سانتی متر)، نقاط در هوا ثبت نمیشوند. شرکت کنندگان از این فاصله از تبلت تا قلم مطلع نشدند. وظایف بدست آمده توسط تبلت به شرح زیر است:

۱. کپی از یک نقاشی دو پنج ضلعی

۲. کپی از نقاشی خانه

۳. نوشتن چهار کلمه ایتالیایی با حروف بزرگ

(BIODEGRADABILE, FLIPSTRIM, SMINUZZAVANO, CHIUNQUE)

۴. حلقه با دست چپ

۵. حلقه ها با دست راست

۶. طراحی ساعت

۷. نوشتن جمله ایتالیایی زیر از نظر آوایی کامل با حروف شکسته

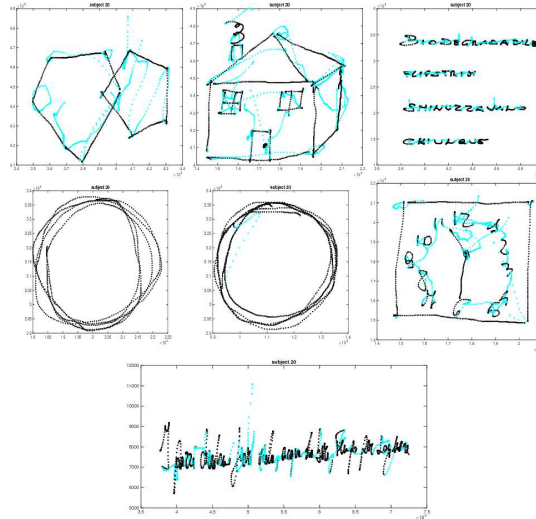
(I pazzi chiedono fiori viola, acqua bere, tempo per sognare)

ترسیم دو پنج ضلعی بخشی از آزمون مینیمنتال است، (MMSE) در حالی که رسم ساعت بخشی از CDT است. طراحی خانه بخشی از آزمون تصویری شخصیت HTE است. از کپی کردن متن نیز برای ارزیابی توانایی های نوشتن استفاده شده است [۴۷] بنابراین، دو مورد از وظایف پیشنهادی عبارتند از: کپی کردن دنباله ای از کلمات، بر اساس دو نوع خط: خط شکسته و چاپ دستی. کلمات چاپ دستی (Biodegradable,...) بر اساس دادگان اسپانیایی BIOSECURID انتخاب شده اند. آنها کلمات خنثی هستند که مفهوم مثبت یا منفی ندارند [۴۵].

## ۲.۲.۲ شرکت کنندگان و امتیازدهی احساسات

برای جمع آوری داده ها، ۱۲۹ شرکت کننده از ۲۱ سال و ۳۲ سال، (میانگین سن ۸.۲۴ سال، انحراف معیار انحراف معیار ۴.۲ سال) استخدام شدند، همه دانشجویان دانشگاه di Seconda Napoli، گروه روانشناسی، Caserta ایتالیا بودند. می توان اشاره کرد که در مطالعات پزشکی و روانشناسی، دیتابیس شامل ۱۲۹ شرکت کننده با سابقه و سن خاص، دستاورد پژوهشی قابل توجه ای است.

۷۱ شرکت کننده زن و ۵۸ شرکت کننده مرد بودند. به منظور کاهش متغیرپذیری بین موضوعی آزمایش، محدوده سالها محدود شده است. در غیر این صورت، نسبت دادن تفاوت ها به سالها یا شرایط روانی دشوار خواهد بود.

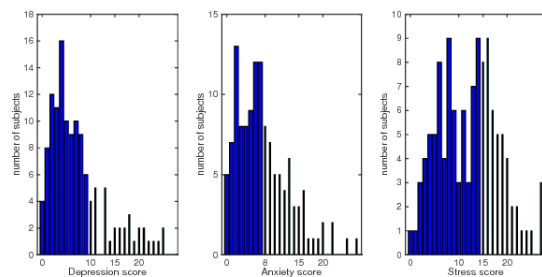


شکل ۴.۲: نمونه های نوشتن و طراحی از همه کارها جمع آوری شده است: نقاشی های پنج ضلعی و خانه، نوشتن چاپ دستی، حلقه ها (دست چپ و راست)، طراحی ساعت و خط شکسته. نقاط داده Pen-down و pen-up به ترتیب سیاه و آبی هستند [۳۲].

برای هر یک از این حالات هیجانی منفی، از شرکت کنندگان خواسته می شود تا بر اساس مقیاس های چهار نقطه ای (از ۰ تا ۳) میزان تجربه هر مورد فهرست شده در پرسشنامه را در هفته گذشته ارزیابی کنند. شاخص درجه بندی شدت توزیع نمرات DASS در دادگان EMOTHAW در شکل ۵.۳ نشان داده شده است. ثبات و ثبات زمانی مقیاس های DASS از طریق چندین مطالعه ارزیابی شده است [۴۸].

### ۳.۲ دادگان کارهای مرتبط

روش های احراز هویت مبتنی بر فناوری بیومتریک [۳۸] که تضمین می کند ابزار شناسایی دزدیده، گم یا فراموش نمی شوند، به طور فزاینده ای در محیط های امنیتی و برنامه هایی مانند کنترل دسترسی و تراکنش های الکترونیکی مورد تقاضا هستند. تلاش های بزرگی در جامعه بیومتریک برای افزایش



شکل ۵.۲: توزیع امتیازات DASS در پایگاه داده EMOTHAW. نمرات عادی به رنگ آبی تیره هستند [۳۲].

قابلیت اطمینان سیستم های امنیتی با ترکیب تطبیق‌کننده‌های بیومتریک تک‌وجهی موجود به منظور پیاده‌سازی سیستم‌های احراز هویت چندوجهی انجام شده است [۳۹، ۴۰]. با این وجود، در شرایط دنیای واقعی، نرخ خطا به دست آمده با فناوری پیشرفته، سرعت کاربرد عمومی آنها را کاهش داده است. به منظور غلبه بر تفاوت عملکرد بین آزمایش‌های آزمایشگاهی و پیاده‌سازی‌های عملی، نیاز به جمع‌آوری داده‌های بیومتریک چندوجهی واقعی وجود دارد که امکان استنتاج نتایج معتبر از شرایط آزمایشی کنترل‌شده تا کاربرد نهایی را فراهم می‌کند.

یکی از این دادگان، پایگاه داده چندوجهی بیومتریک BiosecurID است که در پروژه BiosecurID بدست آمده است. [۴۱]

### ۱.۳.۲ دادگان BiosecurID

هدف اصلی این پروژه دستیابی به یک پایگاه داده چندوجهی و چند جلسه ای واقع گرایانه بود که از نظر آماری نماینده کاربران بالقوه برنامه های بیومتریک و به اندازه کافی بزرگ برای استنتاج نتایج

معتبر از استفاده از آن بود. ویژگی‌های بیومتریک این پایگاه داده شامل: گفتار، عنبیه، صورت (عکس‌ها و فیلم‌های با چهره‌های سخنگو)، امضا و دست‌خط (آنلاین و آفلاین)، اثر انگشت، دست (اثر کف دست و کانتور-هندسه)، و ضربه زدن به کلید است و اندازه پایگاه داده ۴۰۰ نفر که به طور تقریباً برابری از زن و مرد تشکیل شده است.

### ۲.۳.۲ دادگان BIOMET

BIOMET [۴۲] شامل پنج حالت مختلف است: صدا، تصاویر چهره (دو و سه بعدی)، تصاویر دست، اثر انگشت (گرفته شده با حسگر نوری و خازنی)، و امضا. پایگاه داده در سه جلسه زمانی جداگانه (۸ ماه بین اولین و آخرین جلسه) به دست آمد و شامل ۹۱ نفر است که کل فرآیند را تکمیل کردند.

### ۳.۳.۲ دادگان MyIDEA

MyIDEA [۴۳] شامل صورت، صدا، اثر انگشت، امضا، دست‌خط و هندسه دست دو ضابط همزمان نیز انجام شد: چهره-صدا و نوشتن-صدا. مشخصات کلی پایگاه داده عبارتند از: سائز ۱۰۴ نفر، سنسورهای با کیفیت مختلف، سناریوهای مختلف با کسب واقع بینانه

## فصل ۳

# استخراج ویژگی

### ۱.۳ شناخت حالت عاطفی

در آزمایش‌های زیر، نمرات DASS به منظور پیش‌بینی وضعیت یک فرد به‌عنوان یک مشکل دو طبقه‌ای تقسیم شده‌اند: مضطرب یا غیر مضطرب، استرس یا نه، یا افسرده یا نه. دلیل این امر این واقعیت است که رویکردهایی مانند رگرسیون ترتیبی به نقاط نمونه بیشتری برای ساخت تابع رگرسیون نیاز دارند. حالت غیراضطرابی به سطح اضطراب طبیعی (نمره کمتر از ۷) اشاره دارد، حالت استرس بیش از ۱۴ و حالت افسردگی بیش از ۹ است.

### ۲.۳ تعریف و مزایا استخراج ویژگی

یک ویژگی یک ویژگی قابل اندازه‌گیری فردی از فرآیند مشاهده شده است. با استفاده از مجموعه ای از ویژگی‌ها، هر الگوریتم یادگیری ماشینی می‌تواند طبقه‌بندی را انجام دهد. در سال‌های گذشته در کاربردهای یادگیری ماشین یا تشخیص الگو، دامنه ویژگی‌ها از ده‌ها به صدها ویژگی مورد استفاده در آن برنامه‌ها گسترش یافته است. چندین تکنیک برای رسیدگی به مشکل کاهش متغیرهای نامربوط و زائد که باری بر روی وظایف چالش برانگیز هستند، توسعه داده شده است. استخراج ویژگی (حذف متغیر) به درک داده‌ها، کاهش نیاز محاسباتی و بهبود عملکرد پیش‌بینی کمک می‌کند. تمرکز استخراج ویژگی، انتخاب زیرمجموعه‌ای از متغیرها از ورودی است که می‌تواند به طور موثر داده‌های ورودی را توصیف کند و در عین حال اثرات ناشی از داده‌های پرت یا متغیرهای نامربوط را کاهش دهد و همچنان نتایج پیش‌بینی خوبی ارائه دهد [۳۳]

یکی از کاربردها در تجزیه و تحلیل ریزآرایه ژن [۳۳-۳۷] است. داده‌های استاندارد بیان ژن می‌تواند شامل صدها متغیر باشد که بسیاری از آنها می‌توانند با متغیرهای دیگر همبستگی زیادی داشته باشند (مثلاً وقتی دو ویژگی کاملاً همبسته هستند، فقط یک ویژگی برای توصیف داده‌ها

	Range of Scores		
	Stress	Depression	Anxiety
Normal	0-7	0-4	0-3
Mild	8-9	5-6	4-5
Moderate	10-12	7-10	6-7
Severe	13-16	11-13	8-9
Extremely severe	>17	>14	>10

شکل ۱.۳: محدوده امتیاز DASS با توجه به سطح حالت عاطفی. [۳۲]

کافی است).

متغیرهای وابسته هیچ اطلاعات اضافی در مورد کلاس‌ها ارائه نمی‌دهند و بنابراین به عنوان داده پرت برای پیش‌بینی‌کننده عمل می‌کنند. این بدان معنی است که کل محتوای اطلاعاتی را می‌توان از ویژگی‌های منحصر به فرد کمتری که حاوی حداکثر اطلاعات تبعیض در مورد کلاس‌ها است، به دست آورد. از این رو با حذف متغیرهای وابسته می‌توان میزان داده‌ها را کاهش داد که می‌تواند منجر به بهبود عملکرد طبقه‌بندی شود. در برخی از برنامه‌ها، متغیرهایی که هیچ ارتباطی با کلاس‌ها ندارند، به عنوان ن داده کاملاً پرت عمل می‌کنند و ممکن است تعصب در پیش‌بینی‌کننده ایجاد کنند و عملکرد طبقه‌بندی را کاهش دهند. این می‌تواند زمانی اتفاق بیفتد که اطلاعات کافی در مورد فرآیند مورد مطالعه وجود نداشته باشد. با استفاده از تکنیک‌های انتخاب ویژگی، می‌توانیم بیش‌تر در مورد فرآیند بدست آوریم و می‌توانیم نیاز محاسباتی و دقت پیش‌بینی را بهبود ببخشیم.



### ۳.۳ ویژگی های پیشنهادی

استخراج ویژگی اولین مرحله از یک سیستم تشخیص خود کار است. این شامل نمایش سیگنال داده خام به روشی دقیق تر است. در واقع، سیگنال ثبت شده شامل ویژگی های خام مانند موقعیت های  $x-y$  نوشته، و همچنین زمان و فشار مطلق در هر یک از موقعیت های  $x-y$  است. از این ویژگی های خام، ویژگی های دقیق باید استخراج شود. چنین ویژگی هایی باید مستقل از موقعیت و زمان قلم مطلق باشند، و همچنین در حل تکلیف شناسایی حالت هدفمند کارآمد باشند.

تعریف ویژگی ها برای تشخیص حالات عاطفی از روی دست خط یا نقاشی ساده نیست. طبق اطلاعات ما، هیچ ویژگی ارزیابی شده ای برای چنین وظایفی وجود ندارد. بنابراین، رویکرد ما شامل پیشنهاد تعدادی از ویژگی ها، استخراج شده از وظایف، سپس رتبه بندی و تجزیه و تحلیل اهمیت آنها از طریق random forest است.

اولین ویژگی هایی که ما پیشنهاد می کنیم ویژگی های مبتنی بر زمان بندی هستند که ثابت کرده اند که برای ارزیابی مهارت نوشتاری دانش آموزان و افراد مسن کپی متون کارآمد هستند. [۵۰، ۵۱] هر دو زمان صرف شده روی کاغذ و هوا کارآمد بودند. ما همچنین مشاهده کرده ایم که مجرا (راهی که چگونه ضربه ها ترسیم می شوند که شامل ترتیب ضربه، جهت و سرعت میشود) تغییرات زیادی را در بین داده ها ارائه می دهد.

مجرا ممکن است به تفاوت های فردی مرتبط باشد اما ممکن است به وضعیت عاطفی یک فرد نیز مرتبط باشد. بنابراین ما یک ویژگی مربوط به مجرا را اضافه کرده ایم. بنابراین برای هر کار، ویژگی های مبتنی بر زمان بندی و مجرای زیر را پیشنهاد می کنیم.

۱. F1: زمان صرف شده در هوا در حین انجام کار.

۲. F2: زمان صرف شده روی کاغذ در حین انجام کار.

۳. F3: زمان تکمیل کل کار.

۴. F4: تعداد ضربه های روی کاغذ در حین تکمیل کار.

در این زمینه، یک ضربه روی کاغذ (مثلاً در هوا) مطابقت دارد به نقاط کششی متوالی که بدون بلند کردن به دست می آیند (مثلاً انداختن) قلم. ردیابی تغییرات وضعیت قلم در فایل های SVC به ما این امکان را می دهد که داده ها را به ضربه های روی کاغذ و درون هوا تقسیم کنیم. شروع و پایان دادن با سگته های روی کاغذ، کار طراحی یا نوشتن شامل دنباله ای از ضربه ها است که با  $\{s^{(1)}, s^{(2)}, \dots, s^{(2K+1)}\}$  مشخص می شود. از آنجایی که ضربه های روی کاغذ و در هوا متناوب هستند،  $\{s^{(2k+1)}\}_{k=0 \dots K}$  نماینده ضربه های روی کاغذ و  $\{s^{(2k)}\}_{k=0 \dots K}$  نماینده ضربه های در هوا هستند. پس میتوانیم بگیم تعداد ضربه های روی کاغذ این  $F4 = K + 1$  است. برای ضربه  $s^{(i)}$  دنباله نقاط مرکب آن به شکل زیر است:

$\{s_1^{(i)}, s_2^{(i)}, \dots, s_{|s^{(i)}|}^{(i)}\}$   
 $|s^{(i)}|$  تعداد نقاط در  $s^{(i)}$  است که در زمان های  $t_1^{(i)}, t_2^{(i)}, \dots, t_{\|s^{(i)}\|}^{(i)}$  ثبت شده اند. مدت زمان برای ضربه  $s^{(i)}$  برابر است با  $d^{(i)} = t_{|s^{(i)}|}^{(i)} - t_1^{(i)}$  و ویژگی دیگر را به دست بیاوریم:

$$F1 = \sum_{k=1}^K d_{2k}, F2 = \sum_{k=1}^K d_{2k+1}, F3 = t_{|s^{(2k+1)}|}^{(2k+1)} - t_1^{(1)}$$

در نتیجه ۲۸ ویژگی استخراج کردیم. میتوان دو نقاشی ۵ ضلعی را به علت برداشتن قلم نیز حذف کرد.

### ۴.۳ الگوریتم RandomForest

جنگل تصادفی یا همان Random Forest، یک الگوریتم یادگیری ماشین با قابلیت استفاده آسان است که اغلب اوقات نتایج بسیار خوبی را حتی بدون تنظیم فرآیندهای آن، فراهم می‌کند. جنگل تصادفی یک الگوریتم یادگیری نظارت شده محسوب می‌شود. همانطور که از نام آن مشهود است، این الگوریتم جنگلی را به طور تصادفی می‌سازد. «جنگل» ساخته شده، در واقع گروهی از درخت‌های تصمیم است. کار ساخت جنگل با استفاده از درخت‌ها اغلب اوقات به روش کیسه‌گذاری Bagging انجام می‌شود. ایده اصلی روش کیسه‌گذاری آن است که ترکیبی از مدل‌های یادگیری، نتایج کلی مدل را افزایش می‌دهد. به بیان ساده، جنگل تصادفی چندین درخت تصمیم ساخته و آن‌ها را با یکدیگر ادغام می‌کند تا پیش‌بینی‌های صحیح‌تر و پایدارتری حاصل شوند. یکی از مزایای جنگل تصادفی قابل استفاده بودن آن، هم برای مسائل دسته‌بندی و هم رگرسیون است که غالب سیستم‌های یادگیری ماشین کنونی را تشکیل می‌دهند. در اینجا، عملکرد جنگل تصادفی برای انجام دسته‌بندی تشریح خواهد شد، زیرا گاهی دسته‌بندی را به عنوان بلوک سازنده یادگیری ماشین در نظر می‌گیرند دیگر خصوصیت عالی الگوریتم جنگل تصادفی این است که اندازه‌گیری اهمیت نسبی هر ویژگی روی پیش‌بینی در آن آسان است. کتابخانه پایتون سایکیت لرن (Sklearn) ابزار خوبی را برای این کار فراهم می‌کند. این ابزار، اهمیت یک ویژگی را با نگاه کردن به تعداد گره‌های درخت که از آن ویژگی استفاده می‌کنند، اندازه‌گیری کرده و ناخالصی را در سرتاسر درخت‌های جنگل کاهش می‌دهد.

### ۵.۳ تحلیل

مزیت دیگر رویکرد جنگل تصادفی این است که معیارهای اهمیت نسبی متغیر از طریق فرآیند آموزشی ارائه می‌شود. چهار معیار اهمیت برای یک ویژگی مشخص  $f_1$  وجود دارد.

## ۱. معیار ۱: کاهش مقدار خطای OOB

مقدار خطای OOB یک معیار درستی جنگل تصادفی است و به صورت زیر محاسبه می شود. مقدار ویژگی  $f_i$  به طور تصادفی برای هر نقطه داده OOB تغییر می کند. بنابراین میزان خطا در مقایسه با استفاده از نسخه اصلی اصلاح می شود. داده ها. اگر میزان خطا به طور قابل توجهی افزایش یابد، به این معنی است که ویژگی  $f_i$  مهم است. برعکس، اگر کاهش یابد، ارزش اهمیت منفی است و این به معنای آن ویژگی قابل اعتماد نیست.

## ۲. معیار ۲: میانگین کاهش حاشیه

اصطلاح حاشیه یک نقطه OOB برابر است با تفاوت بین نسبت درختان در جنگل است که این نقطه OOB را به درستی طبقه بندی می کنند با نسبت درختانی که این نقطه را به اشتباه طبقه بندی می کنند. هنگامی که مقدار ویژگی  $f_i$  به طور تصادفی تغییر می کند، حاشیه اصلاح می شود (معمولاً کاهش می یابد). کاهش ها در نقاط OOB به طور میانگین محاسبه می شوند تا اندازه ۲ ارائه شود.

۳. معیار ۳: این تفاوت نرمال شده بین تعداد حاشیه هایی است که کاهش یافته و تعداد حاشیه هایی که هنگام اعمال فرآیند قبلی افزایش یافته اند ( $f_i$  به طور تصادفی برای OOB ها تغییر کرده است).

۴. معیار ۴: کاهش میانگین در معیار جینی است. معیار جینی یک معیار ناخالصی است معیار جینی یک معیار ناخالصی است که برای انتخاب بهترین متغیر تقسیم در هر گره درخت استفاده می شود. برای یک ویژگی مفروض  $f_i$ ، می توان دستاوردهای ناخالصی به دست آمده در هنگام استفاده از این ویژگی در درختان جنگل را خلاصه کرد. سپس این مجموع با تعداد درختان جنگل نرمال می شود تا معیار ۴ برای  $f_i$  ارائه شود

سپس ویژگی ها بر اساس هر معیار اهمیت و هر حالت عاطفی هدف رتبه بندی می شوند. فرآیند رتبه بندی خودکار به شرح زیر است. برای یک حالت عاطفی معین، رتبه های هر ویژگی بر اساس هر معیار اهمیت خلاصه می شود. کمترین مجموع، بهترین ویژگی است. با این حال، از آنجایی که ساختن یک جنگل شامل بخشی از تصادفی بودن است، رتبه بندی ویژگی ها ممکن است از یک جنگل به جنگل دیگر کمی متفاوت باشد. بنابراین، مجموعه ای از جنگل های T ساخته می شود و رتبه ها از آنها جمع می شود هر جنگل از گروه. جنگل های تصادفی بیشتر برای اهداف طبقه بندی استفاده می شوند. بنابراین، ما همچنین سه طبقه بندی تصادفی جنگل را از مجموعه اندازه گیری های قبلی به منظور تشخیص افسردگی، اضطراب و استرس آموزش می دهیم که بهترین ویژگی ها در تصویر صفحه بعد آمده است.

Random Forest Model	Features
Depression	in-air duration (clock), on-paper duration (clock) total duration (clock), in-air duration (pentagons), total duration (pentagons), in-air duration (house) on-paper duration (pentagons), total duration (house) on-paper duration (house), number of pen-down strokes (house)
Anxiety	on-paper duration (clock), total duration (cursive) on paper duration (pentagons), in air duration (cursive) in air duration (house), number of pen-down strokes (house) in air duration (pentagons), total duration (handprint) total duration (house), total duration (pentagons)
Stress	on paper duration (clock), in air duration (cursive) total duration (clock), on-paper duration (pentagons) in-air duration (clock), number of pen-down strokes (cursive) on-paper duration (house), on-paper duration (handprint) total duration (cursive), in air duration (house)

شکل ۲.۳: محدوده امتیاز DASS با توجه به سطح حالت عاطفی. [۳۲]

## ۶.۳ نتیجه گیری و پیشنهادات

تکنیک تجزیه و تحلیل نمونه های دست خط برای شناسایی احساسات نویسنده در سناریوی فعلی بسیار مفید است و احساساتی را که وضعیت ذهنی دقیق نویسنده را تعیین می کند، تشخیص می دهد. می توان فهمید که آیا نویسنده عصبی است یا نه و آیا نیاز به درمان یا حمایت روان شناختی لازم دارد تا بر آن غلبه کند. این به ویژه به مشاور کمک می کند تا با نوجوانانی که تعادل بین بی ثباتی عاطفی و سایر مسائل خود را حفظ نمی کنند، یا فردی که در زندگی شخصی و حرفه ای خود با شکست مواجه است، بیمارانی که با بیماری هایی مانند سرطان و تومور مغزی دست و پنجه نرم می کنند، برخورد کند. با توجه به اهمیت این موضوع باید سعی کنیم با دادگان ها بزرگتر مدل هایی با دقت بالاتر آموزش دهیم تا به اهداف خود در این زمینه برسیم.

## کتاب نامه

- [۱] L. Rehm, Depression (Advances in Psychotherapy). Boston, MA, USA: Hogrefe Publishing GmbH, 2010.
- [۲] Scherer, Klaus R. "What are emotions? And how can they be measured?." Social science information 44, no. 4 (2005): 695-729.
- [۳] Baum, Andrew. "Stress, intrusive imagery, and chronic distress." Health psychology 9, no. 6 (1990): 653.
- [۴] Cohen, Sheldon, Denise Janicki-Deverts, and Gregory E. Miller. "Psychological stress and disease." Jama 298, no. 14 (2007): 1685-1687.
- [۵] Mogg, Karin, and Brendan P. Bradley. "A cognitive-motivational analysis of anxiety." Behaviour research and therapy 36, no. 9 (1998): 809-848.
- [۶] Soltani, Kamran, and Raja Noor Aion. "Speech emotion detection based on neural networks." In 2007 9th International Symposium on Signal Processing and Its Applications, pp. 1-3. IEEE, 2007.
- [۷] Mizna, Mizna Rehman, Mamta Bachani, and Sundas Memon. "Blue eyes technology." In Eighth International Conference on Digital Information Management (ICDIM 2013), pp. 294-298. IEEE, 2013.
- [۸] Suryawanshi, Chandani, and T. Raju. "Blue Eyes Technology." International Journal for Scientific Research and Development (IJSRD) 2 (2014).
- [۹] Shivhare, Shiv Naresh, and Saritha Khethawat. "Emotion detection from text." arXiv preprint arXiv:1205.4944 (2012).

- [10] Binali, Haji, Chen Wu, and Vidyasagar Potdar. "Computational approaches for emotion detection in text." In 4th IEEE international conference on digital ecosystems and technologies, pp. 172-177. IEEE, 2010.
- [11] Ezhilarasi, R., and R. I. Minu. "Automatic emotion recognition and classification." *Procedia Engineering* 38 (2012): 21-26.
- [12] Cowie, Roddy, Ellen Douglas-Cowie, Nicolas Tsapatsoulis, George Votsis, Stefanos Kollias, Winfried Fellenz, and John G. Taylor. "Emotion recognition in human-computer interaction." *IEEE Signal processing magazine* 18, no. 1 (2001): 32-80.
- [13] Sebe, Nicu, Ira Cohen, Theo Gevers, and Thomas S. Huang. "Multimodal approaches for emotion recognition: a survey." In *Internet Imaging VI*, vol. 5670, pp. 56-67. SPIE, 2005.
- [14] Parrott, W.G, "Emotions in Social Psychology," in Psychology Press, Philadelphia 2001
- [15] Mehrabian, A. Communication without words. *Psychol. Today* 1968, 2, 53-56.
- [16] Kaulard, Kathrin, Douglas W. Cunningham, Heinrich H. Bülthoff, and Christian Wallraven. "The MPI facial expression database—a validated database of emotional and conversational facial expressions." *PloS one* 7, no. 3 (2012): e32321.
- [17] Antony, D. John. "Personality Profile Through Handwriting Analysis." In *Anugraha* (Tamil Nadu Capuchin Institute for Counselling, Psychotherapy and Research) Nochiodaipatti Post Dindigul-624 003 Tamil Nadu, India Tel: 0451-2550100, 2550324, 255083 Email: anugrahacap@eth.net. Anugraha Publications, 2008.
- [18] Chen, Chien-Hsu, I-Jui Lee, and Ling-Yi Lin. "Augmented reality-based self-facial modeling to promote the emotional expression and social skills of adolescents with autism spectrum disorders." *Research in developmental disabilities* 36 (2015): 396-403.

- [١٩] Zhan, Ce, Wanqing Li, Philip Ogunbona, and Farzad Safaei. "A real-time facial expression recognition system for online games." *International Journal of Computer Games Technology* 2008 (2008).
- [٢٠] Dornaika, F.; Raducanu, B. "Efficient facial expression recognition for human robot interaction". In *Proceedings of the 9th International Work-Conference on Artificial Neural Networks on Computational and Ambient Intelligence*, San Sebastián, Spain, 20–22 June 2007; pp. 700–708.
- [٢١] Bartneck, C.; Lyons, M.J. "HCI and the face: Towards an art of the soluble". In *Proceedings of the International Conference on Human-Computer Interaction: Interaction Design and Usability*, Beijing, China, 22–27 July 2007; pp. 20–29.
- [٢٢] Hickson, Steven, Nick Dufour, Avneesh Sud, Vivek Kwatra, and Irfan Essa. "Eyemotion: Classifying facial expressions in VR using eye-tracking cameras." In *2019 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, pp. 1626-1635. IEEE, 2019.
- [٢٣] Mourão, A.; Magalhães, J. "Competitive affective gaming: Winning with a smile". In *Proceedings of the ACM International Conference on Multimedia*, Barcelona, Spain, 21–25 October 2013; pp. 83–92.
- [٢٤] Assari, M.A.; Rahmati, M. "Driver drowsiness detection using face expression recognition". In *Proceedings of the IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications*, Kuala Lumpur, Malaysia, 16–18 November 2011; pp. 337–341.
- [٢٥] Chavan, P. M., Manan C. Jadhav, Jinal B. Mashruwala, Aditi K. Nehete, and Pooja A. Panjari. "Real time emotion recognition through facial expressions for desktop devices." *International Journal of Emerging Science and Engineering (IJESE)* 1, no. 7 (2013): 104-108.
- [٢٦] Karg, Michelle, Ali-Akbar Samadani, Rob Gorbet, Kolja Kühnlentz, Jesse Hoey, and Dana Kulić. "Body movements for affective expression: A survey of automatic recognition and generation." *IEEE Transactions on Affective Computing* 4, no. 4 (2013): 341-359.

- [ 27 ] Zacharatos, Haris, Christos Gatzoulis, and Yiorgos L. Chrysanthou. "Automatic emotion recognition based on body movement analysis: a survey." *IEEE computer graphics and applications* 34, no. 6 (2014): 35-45.
- [ 28 ] Cardenas, Daniela. "Handwriting Analysis (Graphology)." *Wr/Rd093*
- [ 29 ] Fisher, Janet, Anish Maredia, Anita Nixon, Nerissa Williams, and Jonathan Leet. "Identifying personality traits, and especially traits resulting in violent behavior through automatic handwriting analysis." *Proceedings of Student-Faculty Research Day, CSIS, Pace University* (2012).
- [ 30 ] Mutalib, Sofianita, Roslina Ramli, Shuzlina Abdul Rahman, Marina Yusoff, and Azlinah Mohamed. "Towards emotional control recognition through handwriting using fuzzy inference." In *2008 International Symposium on Information Technology*, vol. 2, pp. 1-5. IEEE, 2008.
- [ 31 ] Rahiman, Abdul, Diana Varghese, and Manoj Kumar. "Habit: Handwritten analysis based individualistic traits prediction." *International Journal of Image Processing (IJIP)* 7, no. 2 (2013): 209.
- [ 32 ] Likforman-Sulem, Laurence, Anna Esposito, Marcos Faundez-Zanuy, Stéphan Cléménçon, and Gennaro Cordasco. "EMOTHAW: A novel database for emotional state recognition from handwriting and drawing." *IEEE Transactions on Human-Machine Systems* 47, no. 2 (2017): 273-284.
- [ 33 ] Guyon, Isabelle, and André Elisseeff. "An introduction to variable and feature selection." *Journal of machine learning research* 3, no. Mar (2003): 1157-1182.
- [ 34 ] Guyon, Isabelle, Jason Weston, Stephen Barnhill, and Vladimir Vapnik. "Gene selection for cancer classification using support vector machines." *Machine learning* 46, no. 1 (2002): 389-422.
- [ 35 ] Ding, Chris, and Hanchuan Peng. "Minimum redundancy feature selection from microarray gene expression data." *Journal of bioinformatics and computational biology* 3, no. 02 (2005): 185-205.



- [३६] Chuang, Li-Yeh, Hsueh-Wei Chang, Chung-Jui Tu, and Cheng-Hong Yang. "Improved binary PSO for feature selection using gene expression data." *Computational Biology and Chemistry* 32, no. 1 (2008): 29-38.
- [३७] Lazar, Cosmin, Jonatan Taminau, Stijn Meganck, David Steenhoff, Alain Coletta, Colin Molter, Virginie de Schaetzen, Robin Duque, Hugues Bersini, and Ann Nowe. "A survey on filter techniques for feature selection in gene expression microarray analysis." *IEEE/ACM transactions on computational biology and bioinformatics* 9, no. 4 (2012): 1106-1119.
- [३८] Jain, Anil K., Arun Ross, and Sharath Pankanti. "Biometrics: a tool for information security." *IEEE transactions on information forensics and security* 1, no. 2 (2006): 125-143.
- [३९] Fierrez-Aguilar, Julian, Javier Ortega-Garcia, Joaquin Gonzalez-Rodriguez, and Josef Bigun. "Discriminative multimodal biometric authentication based on quality measures." *Pattern recognition* 38, no. 5 (2005): 777-779.
- [ॣ०] Ross A, Nandakumar K, Jain AK (2006) *Handbook of Multibiometrics*. Springer
- [ॣ१] Fierrez, Julian, Javier Galbally, Javier Ortega-Garcia, Manuel R. Freire, Fernando Alonso-Fernandez, Daniel Ramos, Doroteo Torre Toledano et al. "BiosecurID: a multimodal biometric database." *Pattern Analysis and Applications* 13, no. 2 (2010): 235-246."
- [ॣॡ] Garcia-Salicetti, Sonia, Charles Beumier, Gérard Chollet, Bernadette Dorizzi, Jean Leroux les Jardins, Jan Lunter, Yang Ni, and Dijana Petrovska-Delacrétaz. "BIOMET: A multimodal person authentication database including face, voice, fingerprint, hand and signature modalities." In *International conference on audio-and video-based biometric person authentication*, pp. 845-853. Springer, Berlin, Heidelberg, 2003.
- [ॣॢ] Humm, Andreas, Rolf Ingold, Dijana Petrovska, Catherine Pugin, and Didier Von Rotz. "MyIdea-Sensors specifications and acquisition protocol." (2005).

- [44] Lovibond, Peter F., and Sydney H. Lovibond. "The structure of negative emotional states: Comparison of the Depression Anxiety Stress Scales (DASS) with the Beck Depression and Anxiety Inventories." *Behaviour research and therapy* 33, no. 3 (1995): 335-343.
- [45] Fierrez, Julian, Javier Galbally, Javier Ortega-Garcia, Manuel R. Freire, Fernando Alonso-Fernandez, Daniel Ramos, Doroteo Torre Toledano et al. "BiosecuID: a multimodal biometric database." *Pattern Analysis and Applications* 13, no. 2 (2010): 235-246.
- [46] E. Sesa-Nogueras, M. Faúndez-Zanuy, and J. Mekyska, "An information analysis of in-air and on-surface trajectories in online handwriting," *Cognitive Comput.*, vol. 4, no. 2, pp. 195–205, 2012.
- [47] S. Rosenblum, B. Engel-Yeger, and Y. Fogel, "Age-related changes in executive control and their relationships with activity performance in handwriting," *Human Movement Sci.*, vol. 32, pp. 363–376, 2013.
- [48] T. Brown, B. Chorpita, W. Korotitsch, and D. H. Barlow, "Psychometric properties of the depression anxiety stress scales (DASS) in clinical samples," *Behav. Res. Ther.*, vol. 35, pp. 79–89, 1997.
- [49] Kedar, S. V., D. S. Bormane, Aaditi Dhadwal, Shiwali Alone, and Rashi Agarwal. "Automatic emotion recognition through handwriting analysis: a review." In *2015 International Conference on Computing Communication Control and Automation*, pp. 811-816. IEEE, 2015.
- [50] Rosenblum, Sara, Shula Parush, and Patrice L. Weiss. "The in air phenomenon: Temporal and spatial correlates of the handwriting process." *Perceptual and Motor skills* 96, no. 3 (2003): 933-954.
- [51] Rosenblum, Sara, Perla Werner, Tal Dekel, Ilya Gurevitz, and Jeremia Heinik. "Handwriting process variables among elderly people with mild Major Depressive Disorder: a preliminary study." *Aging clinical and experimental research* 22, no. 2 (2010): 141-147.

## **Abstract**

Automatic tracking of emotions is a vital element in the computational study of human communication behaviors. Designing strong and reliable emotion recognition systems that are suitable for real-world applications is important because it both provides analytical reinforcements to support human decision-making and helps design human-machine relationships and machines that build efficient communication. Rapid advances in computer science and information science and the techniques of underlying machine models for recognizing, constructing, and interpreting human emotions have been presented in a variety of ways such as recognition from sound, face, text, eye movements and hand writings. In this project, feature selection methods and different learning machine models are used to train from EMOTHAW database to diagnose depression, anxiety and stress from handwriting.



College of Science  
School of Mathematics, Statistics, and Computer Science

# Emotion Recognition From Online Handwriting

**Mahsa Niazi**

Supervisor: Dr. Bagher Babaali

A thesis submitted in partial fulfillment of the requirements for  
the degree of B.Sc. in Computer Science

2022